第37卷第24期
2017年12月

生 态 学 报
ACTA ECOLOGICA SINICA

Vol.37,No.24
Dec.,2017

**DOI:10.5846/stxb201610142084**

朱洪芬,南锋,徐占军,荆耀栋,段永红,毕如田.黄土高原盆地土壤有机质与影响因子的空间多尺度关系.生态学报,2017,37(24):8348-8360.
Zhu H F, Nan F, Xu Z J, Jing Y D, Duan Y H, Bi R T.Multi-scale spatial relationships between soil organic matter and influencing factors in basins of the Chinese Loess Plateau.Acta Ecologica Sinica,2017,37(24):8348-8360.

# 黄土高原盆地土壤有机质与影响因子的空间多尺度关系

朱洪芬,南 锋,徐占军,荆耀栋,段永红,毕如田*

山西农业大学资源环境学院,太谷 030801

**摘要:**不同影响因子对土壤有机质含量的影响存在尺度依赖性。以太原盆地土壤有机质为研究对象,于盆地上、中、下部分别设置采样带,应用多元经验模态分解(multivariate empirical mode decomposition, MEMD),分析了盆地内不同部位土壤有机质与影响因子(高程、坡度、地形湿度指数、土壤容重、砂粒、壤粒、黏粒和光谱主份等)在表征尺度的相关性,并预测了采样尺度上土壤有机质含量,旨在研究黄土高原盆地区内土壤有机质与相关因子的空间多尺度关系。研究结果表明:(1)利用MEMD法可将盆地内不同部位处的土壤有机质空间序列分解为不同表征尺度,盆地上、中和下部的表征尺度分别为6、8和7个。研究区域内,尺度约1000 m处是土壤有机质的主要表征尺度,且盆地内垂直河流方向的有机质序列主要表征尺度沿河流方向表现分散。(2)土壤有机质和影响因子的空间多尺度关系表明,高程与土壤有机质的关系主要表现在大尺度,而坡度、地形湿度指数与盆地中、下部土壤有机质的关系较明显。土壤容重与有机质在不同位置的不同表征尺度存在显著差异。土壤质地中,壤粒含量与有机质的多尺度关系最为明显。光谱主份1在全部样带中所有表征尺度上均与有机质显著相关。(3)采用MEMD法对有机质的预测精度高于基于原始数据的逐步多元回归结果。综上,研究结果可为黄土高原盆地区内土壤数字制图、土壤田块的合理设计与有机质的精确预测提供理论依据。

**关键词:**多元经验模态分解;本征模函数;多尺度;土壤有机质;影响因子

# Multi-scale spatial relationships between soil organic matter and influencing factors in basins of the Chinese Loess Plateau

ZHU Hongfen, NAN Feng, XU Zhanjun, JING Yaodong, DUAN Yonghong, BI Rutian*

*College of Resources and Environment, Shanxi Agricultural University, Taigu 030801, China*

**Abstract:** Soil organic matter (SOM) content is affected by a variety of factors that operate at different scales. The purpose of the present study was to investigate the multi-scale spatial relationships between SOM content and influencing factors, including elevation, slope, topographic wetness index, soil bulk density, sand content, silt content, clay content, and soil spectral components. Soil samples were collected from the Taiyuan basin, a typical area of the Chinese Loess Plateau, by establishing sampling transects at the upper, middle, and lower parts of the basin. At different locations in the basin, the multi-scale correlations of SOM content with the influencing factors were analyzed, and the SOM contents at the sampling scale were predicted using the multivariate empirical mode decomposition. The results showed that (1) the multivariate empirical mode decomposition method could separate the transects of SOM content into six, eight, and seven intrinsic mode functions for the upper, middle, and lower parts of the basin, respectively. A scale of 1000 m was the main representative

**基金项目:**山西省回国留学人员科研资助项目;国土资源部公益性行业科研专项(201411007);国家自然科学基金(51304130)

**收稿日期:**2016-10-14; **网络出版日期:**2017-08-15

* 通讯作者 Corresponding author.E-mail: sxndbrt@ 163.com

scale for SOM content in the entire basin, and the number of representative scales increased along the river. (2) In contrast to the correlation at the sampling scale, the multi-scale spatial correlation between SOM content and the influencing factors revealed that the correlation of elevation and SOM content was dominant at larger scales. Meanwhile, the correlation of slope and SOM content was significant for the middle part of the basin, and the relationship between the topographic wetness index and SOM content was significant for both the middle and lower parts. However, the correlation between soil bulk density and SOM content was much more complex and differed at the various scales and locations; in the upper part of the basin, the relationship between the silt and SOM contents was more apparent than that of the sand and clay contents. In addition, spectral component 1 was significantly correlated with SOM content in the entire basin. (3) The multivariate empirical mode decomposition method was more accurate at predicting SOM content than the stepwise multiple linear regression. Therefore, taken together, the results of the present study provide a basis for soil digital mapping, dimension design of farmland, and SOM content prediction on the Chinese Loess Plateau.

**Key Words**: multivariate empirical mode decomposition; intrinsic mode function; multi-scale; soil organic matter; influencing factors





土壤有机质含量不仅是肥力的重要指标[1],也是全球碳循环中重要的源和汇[2-3]。前人已对不同尺度下土壤有机质的空间变异性进行了大量研究,证明了在特定尺度下,土壤的异质性与外部环境因素共同影响有机质的空间分布[3-5]。因此,建立土壤有机质与影响因子的准确关系成为间接理解有机质空间变异性的方法之一。然而,由于不同尺度下的土壤有机质含量与影响因子的空间关系具有较大差异性[5-6],当某一因子在不同尺度同时影响土壤有机质空间分布时,可能造成该因子与土壤有机质的非线性关系。因此,应用传统统计方法建立土壤有机质预测模型时,模型的精确度与可靠性可能会受到较大影响。

当前,在环境因子与土壤属性的空间多尺度关系的研究中,多采用 Pearson 相关分析[7]、小波分析[8-9]和多维分析[10]等方法。应用该类方法的前提是假设相关环境因子对土壤属性空间分布的影响为线性且平稳,但此类假设可能与土壤属性的实际空间分布不相符。多元经验模态分解(multivariate empirical mode decomposition, MEMD)由 Huang 等首次提出,是与小波分析相对应的另一种多尺度分析方法,可根据数据本身的尺度特征经验性的将空间数据分解在多个表征尺度上[11],避免了线性和平稳性的假设。尽管 MEMD 法具有明显优势,但尚未广泛应用于土壤属性尺度问题的相关研究中。

黄土高原由第四纪冰期厚层黄土堆积而成,是全球水土流失最严重的地区之一[12]。黄土高原盆地内多平原与丘陵,海拔高度相对较低,温湿环境适宜,有利于农业生产[13]。由于土地利用形式存在多样性及植被覆盖的斑块化与破碎化,造成了本区域内土壤有机质分布的无序性及影响因子对有机质作用的非线性[14]。因此,研究该区域土壤有机质与相关因子间的空间多尺度关系可为有机质管理提供理论依据。鉴于 MEMD 法可用于空间数据的非线性和非平稳的空间多尺度分析,因此本研究假设该方法也可用于土壤有机质与相关因子间的空间多尺度研究中。本文以山西省太原盆地为研究区域,分析盆地内不同部位土壤有机质的表征尺度,以及土壤有机质与影响因子的空间多尺度关系,并实现有机质含量在采样尺度上的预测。

## 1　研究材料与方法

### 1.1　研究区概况

太原盆地地处黄土高原中东部、山西省中部(36°55′—38°12′N,111°42′—113°02′E),属典型的黄土集中分布地带。盆地南北长约 150 km,东西宽为 12—60 km,区域包括汾河流域中游,总面积达 6159 $km^2$,人口数量占全省近 1/3。该区气候属暖温带大陆性季风气候类型,年日照总时数为 2360—2796 h,年平均降水量为 420—457 mm,总降水量由南到北逐渐减少。境内平均海拔 800—900 m,东、西、北三面环山,中部为冲积平原,年平均气温 7.8—10.3℃。中部平原以冲洪积亚砂粘土质黄土为主,边山丘陵以风积厚层亚砂黄土为主。

境内土壤类型主要有潮土、盐化潮土、石灰性褐土和褐土性土等四类,主要农作物为冬小麦和玉米,是山西省主要农业生产区。

### 1.2 样品的采集与处理

根据海拔与汾河流向,沿北东-南西方向将盆地划分为上、中、下三部位。结合野外调查和相关图件分析,避开大型建设用地后,在盆地不同位置设置 3 条采样带(带 1 海拔:742—894 m;带 2 海拔:723—807 m;带 3 海拔:707—1002 m),每条样带长约 42 km,以 330 m 间隔设置采样点。若某一样点落于建设用地或道路等非耕地上,则在离该点最近的耕地上取样,并尽量使所有样点在一条直线上。采样带 1、2 和 3 分别包含 121、128 和 134 个样点,共计 383 个(图 1)。

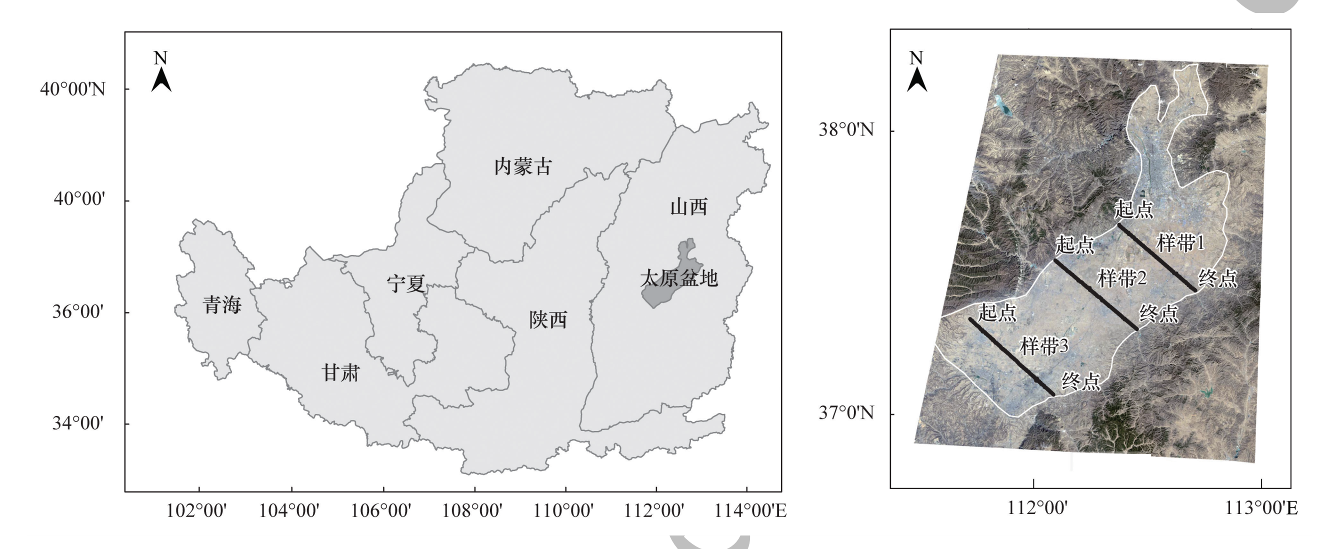



**图 1 研究区地理位置及采样点分布**

**Fig.1 Geographical location of study area and sample points distribution**

土样采于 2016 年 3 月 22—31 日。采样时,首先利用 GPS 查找样点位置,并采用"S"形布点法进行样品采集。使用螺旋取土钻钻取 0—20 cm 耕层土壤样品 5 个,混合后作为本采样点样品。样品混合均匀后经风干、磨碎、过 2 mm 孔筛后分为两份,分别用于土壤光谱和土壤有机质、质地测试。使用环刀(高 5 cm,体积 100 $cm^3$)在"S"形样点中心处采集表层原状土样,烘干后(105℃,10 h)测定土壤容重。采用重铬酸钾-外加热法测定土壤有机质含量[15],采用沉降法测定土壤质地[16],采用地物光谱仪(美国 ASD FieldSpec3)测定土壤光谱。其中,光谱范围为 350—2500 nm,数据重采样间隔为 1 nm[17]。

### 1.3 MEMD 原理

MEMD 是经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)的扩展,可直接将获取的数据应用于空间域,并根据空间数据特征,将其分解为多个空间序列。MEMD 对数据的分解基于如下假设,即在给定的空间内,空间数据存在简单的不同频率相互叠加的震荡模式[11]。自然界中,事物整体变异性受多种过程影响,并在不同尺度以不同强度发生[18]。其中,同一尺度发生的过程可以分解为相同的本征模函数(Intrinsic Mode Function, IMF)。定义 IMF 需满足以下条件:1)可以是线性或非线性,该 IMF 在整个数据范围内,局部极值点和过零点的个数必须相等或最多相差一个。其中,局部极值点表示一个函数可以提取的最小值或最大值,过零点表示函数改变其符号的点。2)该数据的震荡对局部平均值对称,即在任一数据点处由局部极大值和极小值定义的平均包络值为 0。上包络线和下包络线由通过分别样条插值全部局部最大值或最小值产生。根据该定义,IMF 可通过"筛选(sifting)"过程分解任意函数后获取,IMF 的方差贡献百分比(%)可通过下列公式计算:

$$\text{方差贡献率}(\%) = \frac{\text{单个 IMF 的方差}}{\sum(\text{IMF 方差}) + \text{残差方差}} \times 100 \tag{1}$$

单个 IMF 对整体方差的贡献率决定了每个 IMF 的相对重要性,因此,也可决定在不同尺度上发生过程的相对重要性[19],即方差分解法。通过计算每个 IMF 震荡的平均次数,可确定对应 IMF 的平均尺度。然而,由于土壤属性与环境因子之间存在非线性关系,使得局部范围内无法预测其周期或尺度。瞬时尺度可提供每个 IMF 所代表的尺度范围,并通过 Hilbert 变换得到的瞬时频率来获取。EMD 可将空间数据分解为不同的表征尺度,而 Hilbert 谱分析可计算它们在每个尺度和位置的能量与频率,便于从不同尺度的数据中提取不同位置的频率。

应用 MEMD 时要求计算空间数据序列的局部平均值,而对于多个空间数据序列可能无法直接定义最大值和最小值。为解决该问题,Rehman 和 Mandic[20]建议,在 N 维空间内通过不同方向的投影创建多个 N 维包络,取其均值可作为局部平均值。

假设代表土壤有机质与影响因子的多维矢量数据 $V(s)=\{v_1(s), v_2(s), \cdots, v_n(s)\}$ 是空间数据 s 的函数,$X^{\theta_k}=\{x_1^k, x_2^k, \cdots, x_n^k\}$ 是角度矢量 $\theta^k=(\theta_1^k, \theta_2^k, \cdots, \theta_{n-1}^k)$ $(k=1, 2, \cdots, K$, $K$ 是所有方向的个数)定义的沿不同方向的矢量数据,非线性的 N 个空间数据的 IMF 可通过 MEMD 的下列算法实现[20-22]。

(1)产生一个合适的方向矢量 X 数据集;

(2)计算空间序列 V(s)沿给定方向 $X^{\theta_k}$ 的投影 $p^{\theta_k}(s)$;

(3)识别投影 $p^{\theta_k}(s)$ 最大值出现的位置 $s_i^{\theta_k}$;

(4)通过插值 $[s_i^{\theta_k}, V(s_i^{\theta_k})]$ 获取多元包络曲线 $e^{\theta_k}(s)$ ;

(5)通过下式计算包络曲线的均值 $M(s)$;

$$M(s)=\frac{1}{K}\sum_{K=1}^{K} e^{\theta_k}(s) \tag{2}$$

(6)利用 $D(s)=V(s)-M(s)$ 提取 $D(s)$。若 $D(s)$ 满足终止迭代准则,则从步骤(1)开始重复以上步骤,并计算残差 $V(s)-D(s)$。否则,从步骤(2)开始重复计算 $D(s)$。残差变为单调函数且再无法提取 IMF 时,分解过程终止。该残差可表明原始数据的变化趋势。

### 1.4　数据预处理

去除土壤光谱数据中噪声影响较大的 350—399 和 2451—2500 nm 边缘波段,利用 MATLAB 将可见光-近红外波段(401—2450 nm)2050 个土壤光谱数据进行主成分压缩,并将压缩后前两个主份(占整体方差的 95% 以上)选作综合影响因子。

将土壤有机质与地形因子(高程、坡度和地形湿度指数)、物理性状(容重、砂粒、壤粒和黏粒含量)、光谱主份数据等组成多元数据序列,利用 MEMD 法将各样带数据序列分解为不同 IMF。根据 MEMD 算法,通过多元序列数据中的 N 个 IMF 共同震荡模式来识别每个"共同尺度"[20]。在不同的数据源中,MEMD 将相似的尺度归为一组,代表相关发生过程的实际尺度。

计算各样带在采样尺度与单个 IMF(表征尺度)和残差下的土壤有机质与地形因子、土壤物理性状、土壤光谱主份等因子的 Pearson 相关系数。采用逐步多元回归模型,利用地形、土壤物理性状和光谱主份等被分解的各 IMF 和残差,预测土壤有机质在对应尺度和残差处的含量值。最后,通过单个 IMF 和残差预测出的对应土壤有机质值,利用如下公式估测采样尺度上有机质含量:

$$SN^P = \sum_{i}^{m} \mathrm{IMF}_i^p + R_e^p \tag{3}$$

其中 $SN^P$ 为有机质在采样尺度上的预测值,$m$ 为 IMF 个数,$IMF_i^P$ 为有机质在每个 IMF 上的预测值,$R_e^P$ 为有机质残差的预测值。

采用由实测值和预测值计算出的决定系数(coefficient of determination, $R^2$)、均方根误差(root mean squared error, RMSE)、标准化均方根误差(normalized root mean square error, NRMSE)和相对预测偏差(residual prediction deviation,RPD)评价土壤有机质预测精度,各参数计算公式如下:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_i^{\text{Measured}} - Y_i^{\text{Predicted}})^2}{\sum_{i=1}^{n}(Y^{\text{Measured}} - \bar{Y})^2} \tag{4}$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Y_i^{\text{Measured}} - Y_i^{\text{Predicted}})^2} \tag{5}$$

$$\text{NRMSE} = \frac{\text{RMSE}}{\bar{Y}} \tag{6}$$

$$\text{RPD} = \frac{SD}{\text{RMSE}} \tag{7}$$

其中 $n$ 为土壤有机质采样点数,$Y_i^{\text{Measured}}$ 和 $Y_i^{\text{Predicted}}$ 分别为采样点 $i$ 处土壤有机质的实测值和预测值,$\bar{Y}$ 为土壤有机质实测值的平均值,$SD$ 为土壤有机质实测值的标准差。小波能量谱代表土壤有机质在空间(位置)和频率(尺度)处的方差,也可用于评价不同方法对土壤有机质的预测能力。本研究中相关处理在 MATLAB 中编程实现。

## 2 结果与分析

### 2.1 采样尺度上土壤有机质与影响因子的关系

表 1 为利用 Pearson′s 相关分析法对土壤有机质与地形因子、土壤物理性状、光谱主份等影响因子的线性相关度进行分析的结果。在样带 1 上,有机质含量与高程、容重和光谱主份 1 显著相关;在样带 2 上,与高程、坡度、容重、砂粒、壤粒、黏粒和光谱主份 1 显著相关;在样带 3 上,与高程、容重、砂粒、壤粒和光谱主份 1 显著相关。在全部样带上,有机质与高程、容重、砂粒、壤粒和光谱主份 1 显著相关,表明在采样尺度上研究区内土壤有机质主要受这五个影响因子的作用,相关局部尺度的发生过程(如生物活动、耕作措施等)扰乱了其他影响因子对土壤有机质的作用,因此表现为无显著相关性。土壤有机质与物理性状的相关性顺序为样带 2>样带 3>样带 1。样带 2 中,地形因子、容重、质地对土壤有机质含量的影响最强。这些结果表明,在采样尺度上,地形因子与土壤物理性状对盆地中部土壤有机质含量的影响最强。

**表 1 采样尺度上土壤有机质与影响因子的相关系数**

**Table 1 Correlation coefficients between SOM and influencing factors at the sampling scale**

| 样带 Transect | 高程 Elevation | 坡度 Slope | 湿度指数 Wetness index | 容重 Bulk density | 砂粒 Sand | 壤粒 Silt | 黏粒 Clay | 光谱主份 1 PC1 | 光谱主份 2 PC2 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 样带 1 Transect 1 | −0.23 * | −0.01 | 0.11 | −0.22 * | −0.04 | 0.11 | −0.07 | 0.67 ** | −0.08 |
| 样带 2 Transect 2 | −0.25 ** | 0.22 * | 0.03 | −0.29 ** | −0.52 ** | 0.51 ** | 0.27 ** | 0.62 ** | −0.13 |
| 样带 3 Transect 3 | −0.21 * | −0.12 | −0.04 | −0.25 ** | −0.17 * | 0.26 ** | −0.07 | 0.67 ** | −0.09 |
| 全部样点 All samples | −0.22 ** | −0.02 | 0.06 | −0.22 ** | −0.26 ** | 0.32 ** | 0.05 | 0.61 ** | −0.08 |

* 显著性水平为 $P<0.05$; ** 显著性水平为 $P<0.01$

如表 2 所示,本研究采用逐步多元回归法构建了土壤有机质预测模型。各相关因子(样带 1 中为壤粒、光谱主份 1 和 2,样带 2 中为坡度、容重、壤粒和光谱主份 1,样带 3 中为高程、容重、砂粒、黏粒、光谱主份 1 和 2)对样带 1、2 和 3 中土壤有机质含量的预测能力分别达到了 52%、56%和 54%。

### 2.2 土壤有机质与影响因子的空间多尺度关系

利用 MEMD 法将土壤有机质与影响因子的多元数据序列分解为不同的 IMF。土壤有机质的 IMF 如图 2 所示。随着 IMF 增大,土壤有机质空间序列的震荡周期变长,表明土壤有机质的表征尺度随 IMF 变大而增加。同时,各样带在 IMF1 处的震荡幅度均较大,表明在该尺度处的空间变异性较大。土壤有机质的残差序列表明了原始数据的变换趋势,即样带 1 中土壤有机质的变化趋势比较明显,且与样带 2 一起呈逐渐减小的

趋势，而样带 3 呈先稳定后增大的趋势。各样带上，土壤有机质与影响因子均具有相同的 IMF 个数与类似的震荡幅度。因此，本研究利用 Hilbert 变换识别各样带不同因子的 IMF 对应的空间尺度，并将所有因子的尺度取其均值，获取该样带上每个 IMF 的对应尺度（表 3）。样带中各因子的 IMF 对应尺度的变异系数随 IMF 变大而增大，表明在小尺度处土壤有机质和影响因子具有相近的表征尺度。样带 2 和 3 中，1—4 IMF 尺度较接近，即在< 5000 m 尺度的发生过程约在表征尺度 960、1500、2600 和 4400 m 处；5—8 IMF 尺度差异较大，即样带 2 发生过程的表征尺度约为 8573、10901、11591 和 23659 m，而样带 3 约为 6753、11806 和 12292 m。该结果表明，盆地中、下部在小尺度处的表征尺度较接近；随着尺度的变大，表征尺度的差异性增大。另外，盆地上部的表征尺度与盆地中部、下部的差异较大。

**表 2　基于影响因子的土壤有机质的逐步多元回归预测模型**

**Table 2　The multiple stepwise linear regression models of SOM with the influencing factors**

| 样带 Transect | 公式 Function | $F$ | $R^2$ |
|---|---|---|---|
| 样带 1 Transect 1 | 3.70+16.55(0.27)Silt+4.22(0.72)PC1−7.76(0.16)PC2 | 42.7 | 0.52 |
| 样带 2 Transect 2 | 2.54+0.44(0.17)Slope−8.94(0.20)BD+13.79(0.30)Silt+3.12(0.50)PC1 | 38.4 | 0.56 |
| 样带 3 Transect 3 | 49.06−0.02(0.13)Elevation−11.31(0.16)BD−17.26(0.26)Sand−1.15(0.21)Clay+3.57(0.60)PC1−5.41(0.11)PC2 | 24.5 | 0.54 |

Elevation：高程；Slope：坡度；TWI：地形湿度指数，topographic wetness index；BD：容重，bulk density；Sand：砂粒；Silt：壤粒；Clay：黏粒；PC1：光谱主份 1；PC2：光谱主份 2；括号中的数据表示标准偏回归系数

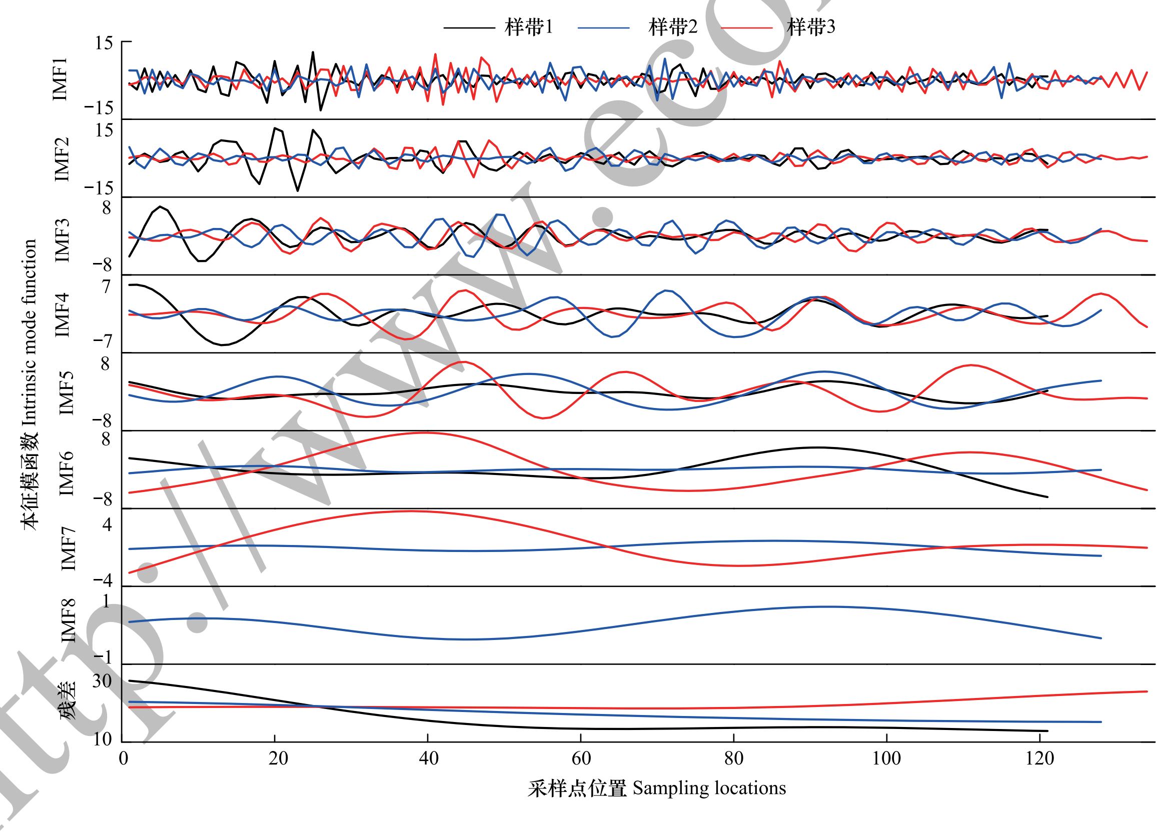



**图 2　三条样带中土壤有机质被分解的 IMF 和残差**

**Fig.2　Separated IMFs and residues for SOM at the three transects**

样带中有机质与影响因子的 IMF 方差百分比如表 4 所示。样带 1 中，土壤有机质方差百分比主要分布在 IMF1 和 2 处（18.62%和 19.41%），表明盆地上部的土壤有机质变异性主要在 1011 和 1725 m 尺度处。样带 2 中，其方差百分比主要分布在 IMF1 和 5 处（30.61%和 16.91%），表明盆地中部的土壤有机质变异性主要在 982 和 8573 m 尺度处。样带 3 中，其方差百分比主要分布在 IMF1、5 和 6 处（17.62%、12.53%和 20.46%），表

明该处土壤有机质变异性主要表现在 960、6753 和 11806 m 尺度处。总之，整个区域内尺度约 1000 m 均表现为土壤有机质的主要表征尺度。同时，盆地上部土壤有机质的主要表征尺度是小尺度，即< 2000 m；盆地中部的是小尺度和中尺度，即 1000、8000 m；盆地下部的是小尺度、中尺度和大尺度，即 1000、7000、12000 m。这些结果表明，该区域内垂直于汾河流向的土壤有机质主要表征尺度沿河流方向表现分散。

**表 3　三个样带中土壤有机质 IMF 的对应尺度/m**

**Table 3　Scales of IMFs for SOM at the three transects**

| 样带 Transect | IMF1 | IMF2 | IMF3 | IMF4 | IMF5 | IMF6 | IMF7 | IMF8 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 样带 1 Transect 1 | 1011(2) | 1725(3) | 3078(3) | 5406(7) | 9535(10) | 12375 (14) | | |
| 样带 2 Transect 2 | 982(5) | 1530(4) | 2588(6) | 4487(10) | 8573(14) | 10901 (17) | 11591 (19) | 23659(3) |
| 样带 3 Transect 3 | 960(3) | 1504(3) | 2604(5) | 4429(9) | 6753(12) | 11806 (17) | 12292 (21) | |

括号中的数据表示土壤有机质和影响因子 IMF 对应尺度的变异系数值(%)

**表 4　三条样带中土壤有机质的每个 IMF 和残差占原始数据方差的百分比**

**Table 4　Percentage of variance explained by each IMF and residue for SOM at the three transects**

| 样带 Transect | 因子 Factors | IMF1 | IMF2 | IMF3 | IMF4 | IMF5 | IMF6 | IMF7 | IMF8 | 残差 Residue |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 样带 1 | 有机质 | 18.62 | 19.41 | 5.12 | 6.56 | 2.25 | 8.50 | — | — | 24.19 |
| Transect 1 | 高程 | 0.26 | 1.37 | 1.69 | 3.94 | 2.67 | 2.61 | — | — | 75.93 |
| | 坡度 | 39.04 | 18.52 | 10.59 | 13.34 | 4.31 | 3.07 | — | — | 6.08 |
| | 湿度指数 | 25.12 | 15.00 | 7.59 | 10.60 | 5.34 | 8.62 | — | — | 7.18 |
| | 容重 | 25.12 | 15.00 | 7.59 | 10.60 | 5.34 | 8.62 | — | — | 7.18 |
| | 砂粒 | 25.62 | 10.50 | 6.12 | 5.50 | 1.37 | 3.40 | — | — | 30.72 |
| | 壤粒 | 28.72 | 13.43 | 5.14 | 5.40 | 0.84 | 3.00 | — | — | 24.65 |
| | 黏粒 | 31.75 | 20.44 | 8.46 | 6.94 | 3.43 | 2.62 | — | — | 12.01 |
| | 光谱主份 1 | 21.40 | 14.41 | 8.87 | 13.73 | 1.96 | 10.22 | — | — | 13.19 |
| | 光谱主份 2 | 24.74 | 19.07 | 10.21 | 10.01 | 6.13 | 2.03 | — | — | 14.92 |
| 样带 2 | 有机质 | 30.61 | 8.72 | 8.57 | 9.41 | 16.91 | 0.58 | 0.48 | 0.22 | 8.94 |
| Transect 2 | 高程 | 1.47 | 1.39 | 1.20 | 1.71 | 2.33 | 1.35 | 1.16 | 0.63 | 72.83 |
| | 坡度 | 17.42 | 9.36 | 10.04 | 9.48 | 13.26 | 3.23 | 2.08 | 2.59 | 5.20 |
| | 湿度指数 | 25.55 | 15.69 | 12.67 | 9.74 | 5.80 | 3.41 | 0.77 | 0.02 | 8.68 |
| | 容重 | 37.87 | 11.58 | 9.31 | 10.49 | 3.76 | 0.39 | 0.63 | 0.23 | 9.49 |
| | 砂粒 | 19.99 | 7.69 | 7.36 | 2.99 | 19.32 | 2.16 | 0.46 | 1.33 | 20.36 |
| | 壤粒 | 22.17 | 13.94 | 8.05 | 4.17 | 21.16 | 0.71 | 0.12 | 0.47 | 10.40 |
| | 黏粒 | 30.71 | 12.92 | 9.45 | 5.70 | 5.91 | 3.39 | 0.76 | 1.41 | 15.83 |
| | 光谱主份 1 | 29.29 | 14.60 | 13.61 | 12.80 | 9.44 | 1.46 | 0.30 | 0.12 | 5.68 |
| | 光谱主份 2 | 48.67 | 13.92 | 8.32 | 8.73 | 8.73 | 0.58 | 0.04 | 0.32 | 1.41 |
| 样带 3 | 有机质 | 17.62 | 6.14 | 3.35 | 5.35 | 12.53 | 20.46 | 4.98 | — | 2.44 |
| Transect 3 | 高程 | 0.54 | 0.87 | 1.31 | 0.87 | 2.37 | 21.07 | 2.37 | — | 70.04 |
| | 坡度 | 30.20 | 9.87 | 11.58 | 5.58 | 5.76 | 11.34 | 0.86 | — | 6.20 |
| | 湿度指数 | 39.22 | 13.95 | 8.57 | 6.66 | 4.27 | 5.02 | 0.08 | — | 2.21 |
| | 容重 | 26.22 | 12.71 | 8.38 | 10.66 | 9.32 | 1.73 | 0.83 | — | 8.03 |
| | 砂粒 | 25.96 | 13.41 | 10.12 | 7.82 | 7.67 | 2.17 | 1.55 | — | 20.08 |
| | 壤粒 | 25.89 | 15.90 | 12.64 | 5.50 | 6.93 | 2.68 | 0.59 | — | 11.32 |
| | 黏粒 | 34.23 | 10.91 | 14.70 | 6.46 | 6.76 | 1.77 | 1.20 | — | 7.81 |
| | 光谱主份 1 | 16.42 | 5.13 | 4.61 | 5.98 | 19.57 | 16.47 | 3.27 | — | 20.02 |
| | 光谱主份 2 | 21.98 | 7.03 | 7.17 | 6.90 | 11.34 | 20.45 | 2.38 | — | 9.30 |

通过观察各影响因子的 IMF 方差百分比发现，高程除在第三条样带 IMF6 处值(21.07%)较大外，其余主

要分布在残差部分(3 条样带分别为 75.93%、72.83%和 70.04%),表明高程的主要表征尺度比该实验提取的尺度大。在样带 1 中,除高程外的其他影响因子的表征尺度主要在 IMF1 和 2 处,即小尺度 1011 和 1725 m 处。样带 2 中,坡度、砂粒和壤粒含量的表征尺度主要在 IMF1 和 5 处(尺度 982 和 8573 m),其余影响因子主要在 IMF1 和 2 处(尺度 982 和 1530 m)。样带 3 中,除坡度(IMF1、3 和 6 处)、黏粒(IMF1 和 3 处)、光谱主份 1 和 2(IMF1、5 和 6 处)外,其余影响因子主要在 IMF1 和 2 处(960 和 1504 m)。上述结果表明,除高程外相关因子的变异性主要发生在小尺度处。

与采样尺度上的相关性不同,土壤有机质与影响因子多尺度相关性见表 5。除样带 3 中 IMF2 外,高程与土壤有机质的相关性主要表现在大尺度,即样带 1 为 IMF5、6 和残差;样带 2 为 IMF6、7、8 和残差;样带 3 为 IMF6、7 和残差。这些结果表明,盆地内高程对土壤有机质的影响主要表现在大尺度约 10000、12000、23000 m 处。坡度与有机质关系在样带 1 中较弱,主要表现在大尺度 IMF6 和残差处,在样带 3 中主要表现在 IMF2、5、6、7 和残差处;而与样带 2 中有机质关系最为显著,即除 IMF1 和 3 外,其余均显著相关。地形湿度指数与土壤有机质的空间多尺度关系表明,在盆地中部两者的关系最明显,主要表现在尺度 982、2588、4487、8573、10901、11591 m 处。盆地下部两者的关系较明显,这与采样尺度上两者的关系不一致。土壤容重与有机质的多尺度关系表明,在盆地上、中部小尺度约 1000 和 1500 m 处,中、下部尺度约 3000 m 处,下部尺度约

**表 5　基于 MEMD 的不同 IMF 和残差的土壤有机质与影响因子的相关系数**

**Table 5　Correlation coefficients between SOM and influencing factors for each IMF and residue based on MEMD**

| 样带 Transect | 本征模函数 IMF | 高程 Elevation | 坡度 Slope | 湿度指数 Wetness index | 容重 Bulk density | 砂粒 Sand | 壤粒 Silt | 粘粒 Clay | 光谱主份 1 PC1 | 光谱主份 2 PC2 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 样带 1 | IMF1 | −0.06 | 0.14 | 0.18 | −0.30** | −0.20* | 0.24** | 0.01 | 0.58** | −0.14 |
| Transect 1 | IMF2 | −0.08 | −0.02 | 0.03 | −0.40** | −0.33** | 0.29** | 0.12 | 0.61** | −0.20* |
| | IMF3 | −0.16 | 0.02 | 0.41** | 0.12 | −0.06 | 0.37** | −0.27** | 0.52** | 0.08 |
| | IMF4 | 0.06 | −0.13 | −0.34** | −0.26** | 0.30** | −0.10 | −0.36** | 0.90** | 0.71** |
| | IMF5 | 0.35** | 0.05 | 0.00 | −0.54** | −0.08 | 0.32** | −0.11 | 0.43** | −0.10 |
| | IMF6 | −0.83** | −0.20* | −0.17 | −0.77** | −0.09 | 0.40** | −0.35** | 0.77** | −0.07 |
| | 残差 | −0.41** | −0.27** | 0.39** | 0.57** | 0.26** | −0.21* | −0.34** | 0.86** | −0.33** |
| 样带 2 | IMF1 | −0.04 | 0.12 | −0.24** | −0.33** | −0.34** | 0.28** | 0.19* | 0.51** | −0.09 |
| Transect 2 | IMF2 | 0.06 | −0.41** | 0.02 | −0.32** | −0.38** | 0.49** | −0.14 | 0.33** | 0.05 |
| | IMF3 | 0.12 | 0.09 | −0.21* | −0.34** | −0.41** | 0.33** | 0.25** | 0.58** | −0.39** |
| | IMF4 | 0.05 | 0.26** | 0.57** | 0.03 | −0.31** | 0.40** | −0.05 | 0.72** | 0.07 |
| | IMF5 | −0.03 | 0.68** | 0.38** | 0.10 | −0.78** | 0.85** | 0.43** | 0.58** | −0.60** |
| | IMF6 | −0.25** | −0.41** | 0.30** | −0.62** | −0.04 | 0.48** | −0.23** | 0.73** | 0.46** |
| | IMF7 | −0.90** | −0.74** | −0.54** | −0.95** | 0.03 | 0.50** | −0.30** | 0.88** | 0.95** |
| | IMF8 | −0.49** | 0.41** | 0.10 | −1.00** | 0.64** | −0.57** | −0.69** | 0.96** | −0.46** |
| | 残差 | −0.76** | 0.91** | −0.36** | −0.99** | −0.98** | 0.96** | 0.99** | 0.98** | −0.41** |
| 样带 3 | IMF1 | −0.07 | 0.09 | 0.03 | −0.12 | −0.29** | 0.38** | −0.03 | 0.53** | 0.06 |
| Transect 3 | IMF2 | −0.20* | −0.23** | −0.07 | 0.08 | −0.35** | 0.40** | 0.00 | 0.44** | −0.13 |
| | IMF3 | −0.11 | −0.06 | 0.19* | −0.43** | −0.27** | 0.30** | −0.01 | 0.57** | 0.28** |
| | IMF4 | 0.04 | 0.04 | 0.51** | −0.35** | −0.26** | 0.19* | 0.22** | 0.62** | 0.26** |
| | IMF5 | 0.00 | 0.29** | −0.15 | −0.67** | −0.24** | 0.27** | 0.06 | 0.81** | −0.53** |
| | IMF6 | −0.75** | −0.61** | −0.50** | −0.83** | 0.11 | 0.37** | −0.75** | 0.80** | 0.21* |
| | IMF7 | −0.46** | −0.99** | −0.88** | −0.25** | −0.51** | 0.81** | 0.17 | 0.90** | −0.84** |
| | 残差 | 0.40** | −0.43** | −0.73** | −0.19* | 0.93** | −0.90** | −0.93** | 0.82** | −0.97** |

* 显著性水平为 $P<0.05$; ** 显著性水平为 $P<0.01$

4500 和 6700 m 处，上部尺度约 5400 和 9500 m 处及在整个盆地内大尺度> 10000 m 处，两者显著相关。土壤质地(包括砂粒、壤粒和黏粒)与有机质的多尺度关系表明，壤粒含量对土壤有机质的多尺度关系最显著，即除样带 1 中 IMF4 外，二者在所有表征尺度均显著相关。光谱主份与有机质的多尺度关系表明，在研究样带中的所有表征尺度上，光谱主份 1 均与有机质含量显著相关，而光谱主份 2 的相关性明显弱于光谱主份 1。总之，相关因子对土壤有机质的影响随尺度增大而呈增大趋势。另外，对于残差部分，土壤有机质与影响因子的相关性均达到 0.05 的显著性水平，表明被选定的影响因子与土壤有机质存在一定关系。

### 2.3 基于与影响因子多尺度关系的土壤有机质预测

如表 6 所示，本研究采用逐步多元回归获取了每个 IMF 土壤有机质的预测模型。从中可以看出，除样带 3 中 IMF2 外，所有预测模型的可调整 $R^2$ 均在 0.44—1.00 之间变化，且随 IMF 增大而增大。可调整 $R^2$ 的变化趋势表明，尺度越大，对土壤有机质的预测精度越高，且模型中所选因子对有机质的影响更强烈。基于所有 IMF 和残差的有机质预测结果，本研究采用逐步多元回归法进行采样尺度上土壤有机质的预测，结果列于表 7。结果表明：采样尺度上各样带中土壤有机质预测值和实测值的 $R^2$ 分别为 0.90、0.86 和 0.91，显著高于采样尺度上直接利用逐步多元回归拟合的结果(0.52、0.56 和 0.54)。通过 MEMD 方法获取的 RMSE 和 NRMSE 显著低于直接逐步多元回归的预测结果，而 RPD 显著高于直接逐步多元回归的预测结果。基于上述评价参数的比较，可以得出采用 MEMD 对土壤有机质的预测精度高于基于原始数据的简单逐步多元回归预测的结论。

**表 6 基于经验模态分解的每个 IMF 和残差的土壤有机质逐步多元回归预测模型和回归统计特征( $F$ 值和可调整 $R^2$ )**

**Table 6 Predictive equations and regression statistics ( $F$-value and adjusted $R^2$ ) for SOM for each IMF and residue using stepwise multiple linear regression based on multivariate empirical mode decomposition**

| 样带 Transects | IMF | 公式 Function | $F$ | $R^2$ |
|---|---|---|---|---|
| 样带 1 | IMF 1 | 0.03+21.31(0.43)Silt+3.77(0.68)PC1−4.94(0.12)PC2 | 42.0 | 0.52 |
| Transect 1 | IMF 2 | 0.01+1.06(0.17)TWI−12.01(0.19)BD−27.28(0.46)Sand−9.66(0.26)Clay+3.63(0.53)PC1−21.01(0.42)PC2 | 30.0 | 0.61 |
| | IMF 3 | 0.05+0.07(0.16)Elevation+0.26(0.13)Slope+1.15(0.24)TWI +9.74(0.44)BD+22.34(0.37)Silt−18.42(0.31)Clay+3.63(0.81)PC1 | 53.2 | 0.77 |
| | IMF 4 | −0.06+0.03(0.09)Elevation−0.34(0.17)Slope+4.96(0.07)Silt+0.69(0.90)PC1 | 142.6 | 0.83 |
| | IMF 5 | −0.03+0.23(0.48)Elevation+1.46(0.70)Slope+1.55(0.27)TWI−7.08(0.48)BD+58.61(0.59)Silt+6.17(0.10)Clay+4.54(0.72)PC1−0.21(0.24)PC2 | 1808.6 | 0.99 |
| | IMF 6 | 0.01+0.46(0.98)Elevation+3.62(0.75)Slope+6.44(0.18)TWI−3.75(0.25)BD−157.71(2.27)Sand−204.82(1.49)Clay+7.41(1.38)PC1+ 7.49(0.07)PC2 | 61428.3 | 1.00 |
| | 残差 | −1007.72+11.61(2.02)Slope+138.15(1.38)BD+19.51(2.44)PC1+251.95(4.02)PC2 | 394573.8 | 1.00 |
| 样带 2 Transect 2 | IMF 1 | 0.07+0.49(0.14)Slope−1.41(0.27)TWI−10.56(0.26)BD+6.77(0.12)Silt+3.32(0.51)PC1 | 21.4 | 0.47 |
| | IMF 2 | 0.03−0.16(0.11)Elevation−1.03(0.41)Slope−7.91(0.20)BD−3.33(0.37)Sand−29.89(0.59)Clay+1.95(0.4)PC1+4.66(0.15)PC2 | 24.8 | 0.59 |
| | IMF 3 | 0.08−0.58(0.30)Elevation−1.12(0.29)TWI−5.67(0.13)BD−15.07(0.26)Clay+4.62(0.92)PC1−17.81(0.44)PC2 | 48.8 | 0.71 |
| | IMF 4 | −0.07+0.71(0.28)Slope+1.71(0.36)TWI−2.56(0.06)BD+1.42(0.16)Silt+4.30(0.79)PC1−13.93(0.34)PC2 | 165.5 | 0.89 |
| | IMF 5 | −0.01−0.55(0.51)Elevation−0.52(0.18)Slope+2.67(0.33)TWI+30.02(0.72)Silt−28.44(0.51)PC2 | 418.7 | 0.95 |
| | IMF 6 | 0.33(0.85)Elevation+0.57(0.52)Slope−2.42(1.22)TWI−37.26(0.68)BD +18.02(0.71)Clay+9.25(2.32)PC1−16.24(0.41)PC2 | 10392.0 | 1.00 |
| | IMF 7 | 0.16(0.30)Elevation−2.73(0.72)TWI−11.86(0.34)Sand−16.14(0.17)Silt+11.10(1.39)PC1−33.83(0.25)PC2 | 12571476.7 | 1.00 |
| | IMF 8 | −0.03(0.18)Elevation+1.50(0.10)TWI−46.05(1.10)BD+11.81(0.36)PC2 | 1525552.4 | 1.00 |
| | 残差 | −32.33+1.41(0.42)Slope+32.04(0.69)Clay+17.29(0.17)PC2 | 816066.5 | 1.00 |
| 样带 3 | IMF 1 | −0.06−23.23(0.43)Sand−19.10(0.27)Clay+3.81(0.61)PC1−11.97(0.27)PC2 | 25.4 | 0.44 |

续表

| 样带 Transects | IMF | 公式 Function | $F$ | $R^2$ |
|---|---|---|---|---|
| Transect 3 | IMF 2 | −0.52(0.16)TWI+13.43(0.27)Silt+3.26(0.50)PC1−14.41(0.31)PC2 | 19.5 | 0.38 |
| | IMF 3 | 0.01−0.11(0.27)Elevation+0.44(0.18)Slope+1.03(0.33)TWI−9.36(0.21)BD+11.81(0.28)Silt+2.54(0.50)PC1−6.04(0.18)PC2 | 17.2 | 0.49 |
| | IMF 4 | 0.20+2.98(0.66)TWI+12.61(0.26)BD+4.53(0.31)Silt−17.50(0.19)Clay+5.77(1.01)PC1 | 216.3 | 0.89 |
| | IMF 5 | 0.05−0.16(0.45)Elevation+2.91(0.44)Slope+1.01(0.12)TWI−15.34(0.19)BD−8.10(0.07)Silt−47.86(0.35)Clay+2.52(0.53)PC1−32.90(0.64)PC2 | 323.9 | 0.95 |
| | IMF 6 | −0.4−0.24(2.08)Elevation+6.90(1.14)Slope−13.72(1.36)TWI−18.46(0.08)BD−48.27(0.22)Silt+243.41(0.72)Clay | 2766.6 | 0.99 |
| | IMF 7 | 7.91E−5−0.03(0.15)Elevation−2.31(0.21)Slope−1.16(0.03)TWI−78.23(0.46)BD+3.64(0.49)PC1−16.36(0.23)PC2 | 148763491 | 1.00 |
| | 残差 | 117.97−0.73(0.26)Slope+46.93(0.84)Silt−43.50(1.72)PC2 | 1452867 | 1.00 |

Elevation:高程;Slope:坡度;TWI:地形湿度指数,topographic wetness index;BD:容重,bulk density;Sand:砂粒;Silt:壤粒;Clay:黏粒;PC1:光谱主份 1;PC2:光谱主份 2;括号中的数据表示标准偏回归系数

**表 7　评价土壤有机质预测精度的相关参数**

**Table 7　Values of evaluation parameters used to assess the overall SOM prediction accuracy**

| 预测方法 Predicting methods | 样带 Transects | RMSE | NRMSE | RPD | $R^2$ |
|---|---|---|---|---|---|
| 逐步多元回归 | 样带 1 | 5.34 | 0.33 | 1.45 | 0.52 |
| Stepwise multiple regression | 样带 2 | 3.81 | 0.22 | 1.51 | 0.56 |
| | 样带 3 | 5.45 | 0.27 | 1.48 | 0.54 |
| 经验模态分解 | 样带 1 | 3.35 | 0.21 | 2.32 | 0.90 |
| Multivariate empirical mode decomposition | 样带 2 | 2.90 | 0.17 | 1.98 | 0.86 |
| | 样带 3 | 3.36 | 0.17 | 2.40 | 0.91 |

RMSE:均方根误差,root mean squared error;NRMSE:标准化均方根误差,normalized root mean square error;RPD:相对预测偏差,residual prediction deviation

采样尺度上土壤有机质实际值与单个 IMF 或残差处预测值及变量预测有机质值的相关系数如图 3 所示。该相关系数的比较可反映每一 IMF 相对于采样尺度上有机质预测结果的重要性程度。结果表明,样带 1 中有机质预测的主要贡献者是 IMF6;样带 2 中主要贡献者是 IMF5;样带 3 中主要贡献者是 IMF6。即盆地上部尺度 12375 m 处、中部尺度 8573 m 处和下部尺度 11806 m 处对采样尺度上有机质的预测起主要作用。另外,可能代表更大尺度的残差在样带 1 中的比重较大,其次是样带 2,最后是样带 3,表明被分解的 IMF 能够很好解释土壤有机质变异性的顺序为盆地的下部>中部>上部。

土壤有机质的变异性主要是土壤本身异质性、地形、植被、人类活动等综合因素影响的结果。不同尺度的某一因子对有机质预测值与采样尺度上实测值的相关系数如图 3 所示。该结果可表示每一因子对采样尺度上土壤有机质预测的相对重要性。3 条样带中光谱主份 1(综合因子)是有机质预测中最重要的影响因子。此外,样带 1 中容重、样带 2 中砂粒和壤粒含量、样带 3 中地形湿度指数、坡度和容重对其有机质预测也起了重要作用。总之,地形因子、土壤容重和光谱主份对样带 3 中有机质的影响最为明显,土壤质地对样带 2 中有机质的影响最为明显,且影响顺序为中部>下部>上部,而样带 1 中土壤有机质受地形因子、土壤容重和质地的影响程度最弱。

与传统回归分析相比(表 2),MEMD 可捕捉到样带 1 中容重、样带 2 中砂粒及样带 3 中地形湿度指数和坡度对有机质的影响。同时,回归方程中标准回归系数也可表示这些影响因子在每一尺度上对有机质预测的相对重要性(表 6)。在样带 1 中,光谱主份 1 对所有表征尺度上土壤有机质预测起显著影响。土壤质地在小尺度(≤3078 m)和大尺度(≥9535 m)处对有机质预测起显著影响。同时,地形因子对有机质预测的影响随

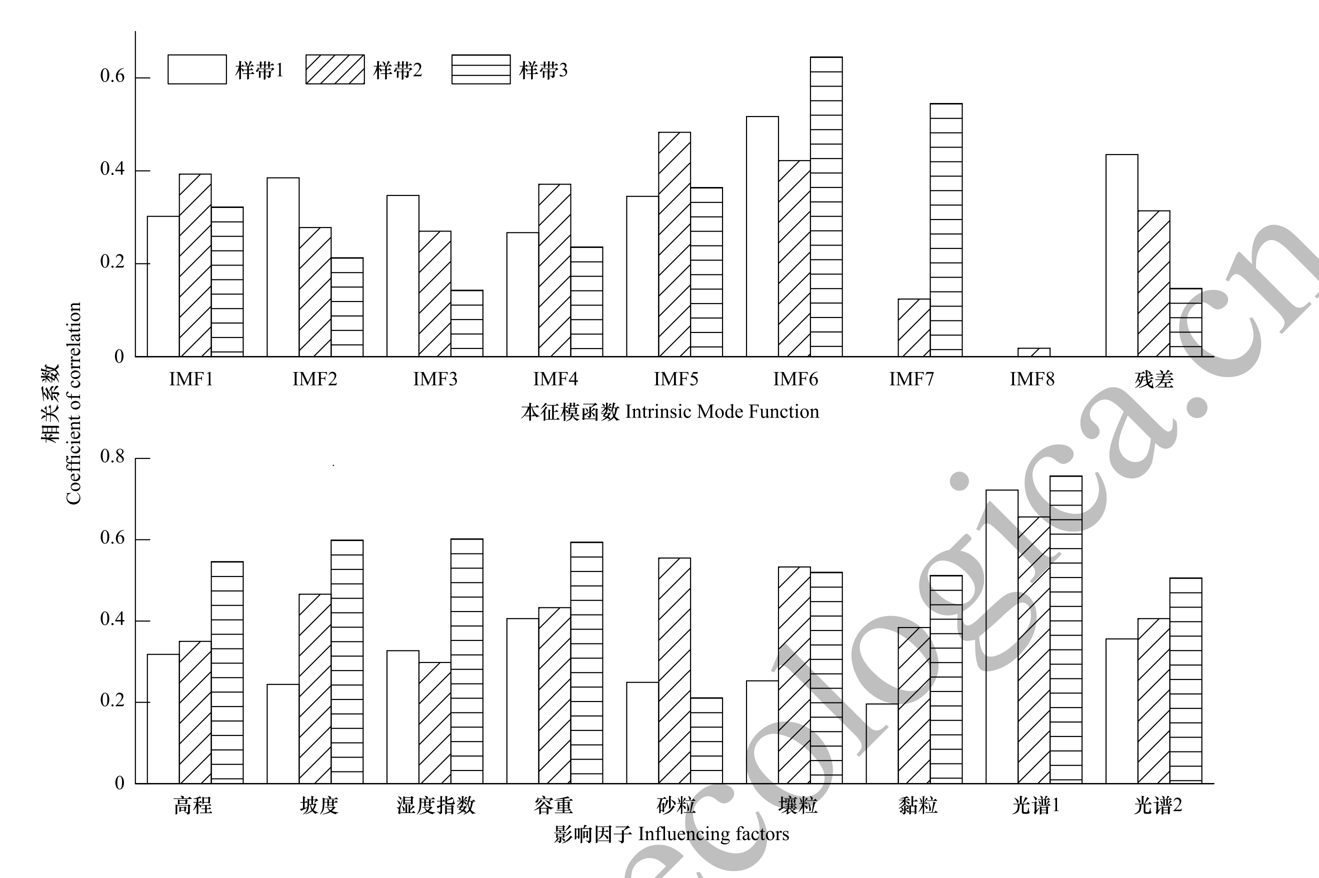



**图 3 采样尺度上土壤有机质实际值与单个 IMF 或残差处预测值及变量预测有机质值的相关系数**

**Fig.3 Coefficient of determination between SOM at the measurement scale and predicted IMFs (residue) or total SOM predicted by each variable**

尺度增大而增强,如坡度因子在 IMF3、4、5 和 6 处系数分为 0.13、0.17、0.70 和 0.75。土壤容重对 IMF2、3、5、6 和残差处有机质预测都有显著影响。因此,容重对样带 1 采样尺度上有机质预测的贡献主要体现在这几个尺度上的综合作用。

在样带 2 中,由于 IMF7 和 8 中有机质预测值与采样尺度上实测值的相关系数不显著,故可忽略(图 3)。从 IMF1 到 6 处,地形因子对有机质预测的影响逐渐增强。土壤容重和质地对不同尺度有机质预测的影响无明显规律。砂粒含量对采样尺度上有机质预测的影响主要体现在 IMF2 处。在样带 3 中,地形因子对有机质预测的影响随尺度的增大而增强,且在 IMF6 处达到最大值,然后随尺度增大而减小,且湿度指数对样带 3 中有机质预测的影响最为明显。土壤质地在其小尺度 IMF1 和大尺度 IMF6 处影响最强。容重在 IMF3、4 和 7 处对有机质预测有稳定影响,其余尺度不明显。综上,与传统回归分析相比,MEMD 方法在某些表征尺度可捕捉到相关因子对有机质分布的影响,故其预测精度高于采用传统回归分析方法。

土壤有机质实测值和预测值的局部小波如图 4 所示。与 MEMD 相比,逐步多元回归预测误差在样带 1 中主要是在位置 19.8—33.0 km 处局部高估,造成尺度 1—2 和 4 km 处局部方差的增大;样带 2 中,主要是在位置 19.8—33.0 km 处局部低估,造成尺度 4—8 km 处局部方差的减小;样带 3 中,主要是在位置 19.8—36.3 km 处局部高估,造成 8 km 处局部方差的增大。

## 3 讨论

本研究采用 MEMD 法将太原盆地不同位置的土壤有机质空间序列分解为不同的表征尺度,发现主要表征尺度在 1000 m 处。因此,在利用栅格数据存储该盆地内土壤属性时,建议将表层土壤有机质最佳格网宽度设置为 1000 m,以便捕捉到有机质较大的空间变异性。盆地上部残差的方差百分比较大(24.19%),可能是需

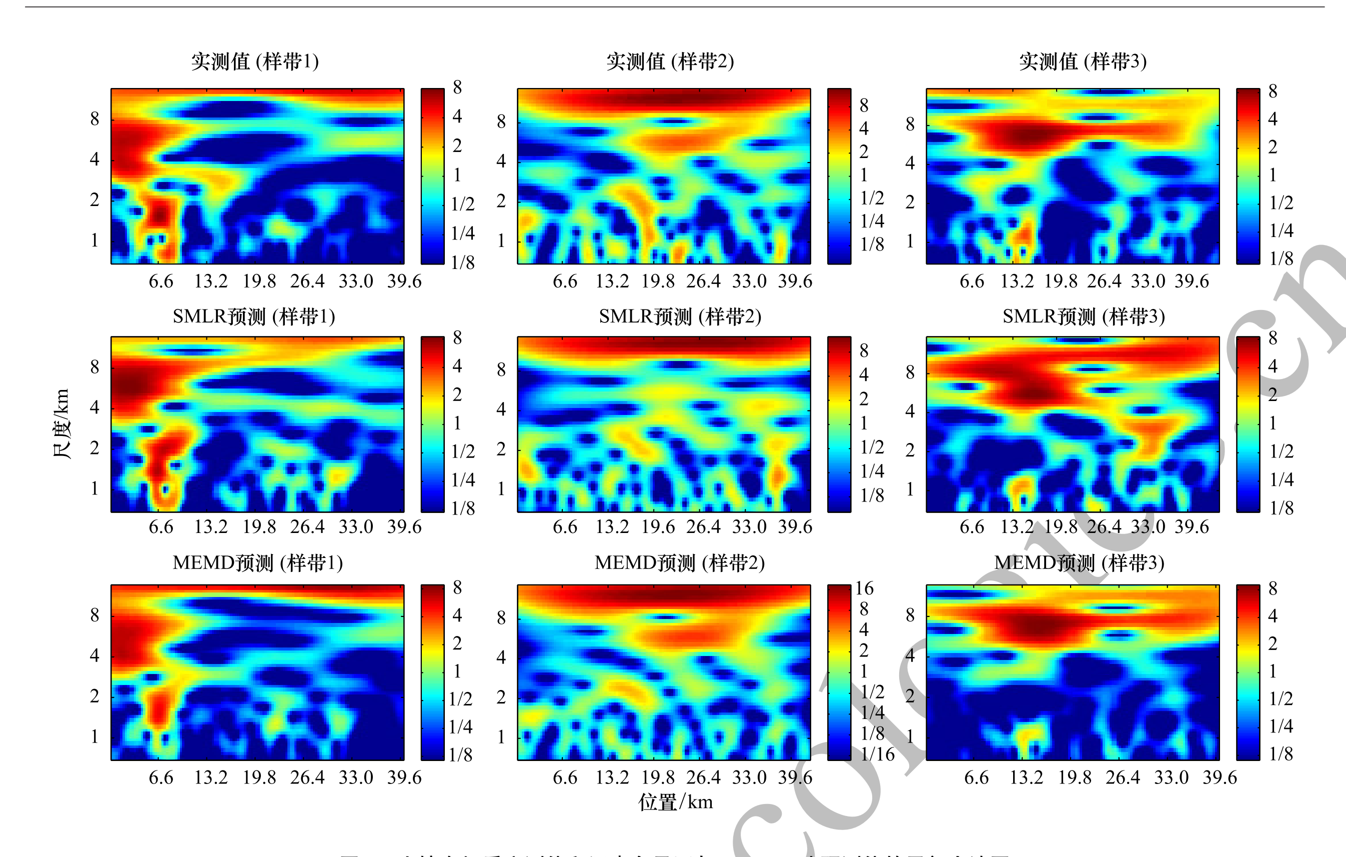



**图 4　土壤有机质实测值和逐步多元回归、MEMD 法预测值的局部小波图**

**Fig.4　Local wavelet spectrum of measured and predicted SOM by SMLR or MEMD**

设计更长的采样带才可利用 MEMD 识别的更大尺度。同时,盆地上部的表征尺度与中、下部差异较大,可能是由于盆地上部距太原和晋中市等大、中型城市较近,人为活动造成土地利用破碎。此外,有机质空间序列在垂直河流方向上的主要表征尺度沿汾河流域方向表现呈分散状态,表明沿河流方向的相关因子对有机质空间分布影响的主导性增强。

在采样尺度和空间多尺度关系上,盆地中部土壤有机质分布与地形因子、容重和土壤质地的相关性最强,这可能是由该区处于侵蚀平原(上部)与陷落盆地(下部)的交界处的特殊地质条件造成[23]。在采样尺度上,盆地中部有机质与光谱主份 1 的相关性最弱,可能是由于中部区域土壤有机质的变异性较小,导致有机质与土壤光谱之间的相关性减弱[17]。另外,有机质与某些因子在采样尺度不存在显著相关,但是二者的空间多尺度关系在某些表征尺度呈显著相关,表明土壤有机质与影响因子的空间多尺度关系能获取更多信息。同时,基于有机质与相关因子空间多尺度关系的有机质预测精度显著高于采样尺度上直接利用逐步多元回归分析的结果,进一步表明单一尺度(采样尺度)的简单分析难以揭示两者的复杂关系。

MEMD 法适用于分析非线性、非平稳数据序列的空间多尺度关系[24]。由于该理论建立时间尚短,在土壤属性的空间多尺度研究中还未广泛应用。同时,MEMD 法也存在一定缺陷。Hu 和 Si 研究结果表明,每条样带的所有 IMF 和残差的方差百分比之和并不等于 100%[25]。此外,与小波分析不同,MEMD 法会针对不同采样带分解出不同的表征尺度,特定样带的研究结果不能推广。因此,MEMD 法重在分析其发生过程,在结果验证方面存在缺陷。

## 4　结论

本文采用 MEMD 法分析了太原盆地土壤有机质与影响因子的空间多尺度关系,主要结论如下:

(1)盆地上部主要表征尺度为 1011 和 1725 m,中部为 982 和 8573 m,下部为 960 、6753 和 11806 m。整个盆地内,尺度约 1000 m 处是土壤有机质的主要表征尺度,且盆地内垂直河流方向的有机质序列主要表征尺

度沿河流方向表现分散。

(2)土壤有机质与影响因子在采样尺度和 MEMD 空间多尺度的相关性顺序为:盆地中部>下部>上部。

(3)在 3 种景观样带上,光谱主份 1 与有机质的相关性均显著。其次,盆地上部的容重、中部的砂粒和下部的地形湿度指数对其影响较明显,而在采样尺度上盆地下部二者的关系并不显著。因此,单一尺度分析不能够全面揭示土壤有机质与相关因子在所有空间尺度上的复杂关系,而 MEMD 法对有机质的预测精度要显著高于直接利用逐步多元回归分析。

**致谢:**感谢郭颖、王鹏和徐振对样品采集和测试提供的帮助。

**参考文献(References):**


[1] Bauer A, Black A L. Quantification of the effect of soil organic matter content on soil productivity. Soil Science Society of America Journal, 1994, 58(1): 185-193.

[2] Lal R. Soil carbon sequestration impacts on global climate change and food security. Science, 2004, 304(5677): 1623-1627.

[3] Hu K L, Wang S Y, Li H, Huang F, Li B G. Spatial scaling effects on variability of soil organic matter and total nitrogen in suburban Beijing. Geoderma, 2014, 226-227: 54-63.

[4] Li D F, Gao G Y, Lü Y H, Fu B J. Multi-scale variability of soil carbon and nitrogen in the middle reaches of the Heihe River basin, northwestern China. Catena, 2016, 137: 328-339.

[5] Zhou Y, Biswas A, Ma Z Q, Lu Y L, Chen Q X, Shi Z. Revealing the scale-specific controls of soil organic matter at large scale in Northeast and North China Plain. Geoderma, 2016, 271: 71-79.

[6] Zhu H F, Bi R T, Duan Y H, Xu Z J. Scale-location specific relations between soil nutrients and topographic factors in the Fen River Basin, Chinese Loess Plateau. Frontiers of Earth Science, 2016: 1-10, doi: 10.1007/s11707-016-0587-y.

[7] She D L, Shao M A, Hu W, Yu S E. Variability of soil water-physical properties in a small catchment of the Loess Plateau, China. African Journal of Agricultural Research, 2010, 5(22): 3041-3049.

[8] Zhu H F, Hu W, Bi R T, Peak D, Si B C. Scale-and location-specific relationships between soil available micronutrients and environmental factors in the Fen River basin on the Chinese Loess Plateau. Catena, 2016, 147: 764-772.

[9] Liu Q J, Shi Z H, Fang N F, Zhu H D, Ai L. Modeling the daily suspended sediment concentration in a hyperconcentrated river on the Loess Plateau, China, using the Wavelet-ANN approach. Geomorphology, 2013, 186: 181-190.

[10] Wang D, Fu B J, Zhao W W, Hu H F, Wang Y F. Multifractal characteristics of soil particle size distribution under different land-use types on the Loess Plateau, China. Catena, 2008, 72(1): 29-36.

[11] Huang N E, Shen Z, Long S R, Wu M C, Shih H H, Zheng Q A, Yen N C, Tung C C, Liu H H. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. Proceedings of the Royal Society of London Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.

[12] She D L, Shao M A, Timm L C, Reichardt K. Temporal changes of an alfalfa succession and related soil physical properties on the Loess Plateau, China. Pesquisa Agropecuária Brasileira, 2009, 44(2): 189-196.

[13] 刘志鹏. 黄土高原地区土壤养分的空间分布及其影响因素[D]. 北京: 中国科学院研究生院, 2013.

[14] Hu W, Shao M A, Si B C. Seasonal changes in surface bulk density and saturated hydraulic conductivity of natural landscapes. European Journal of Soil Science, 2012, 63(6): 820-830.

[15] 鲍士旦. 土壤农化分析(第三版). 北京: 中国农业出版社, 2013.

[16] 庞奖励, 黄春长, 贾耀峰. 不同方法测定黄土和古土壤样品粒度的比较. 陕西师范大学学报: 自然科学版, 2003, 31(4): 87-92.

[17] 南锋, 朱洪芬, 毕如田. 黄土高原煤矿区复垦农田土壤有机质含量的高光谱预测. 中国农业科学, 2016, 49(11): 2126-2135.

[18] Goovaerts P. Geostatistical tools for characterizing the spatial variability of microbiological and physico-chemical soil properties. Biology and Fertility of Soils, 1998, 27(4): 315-334.

[19] Oladosu G. Identifying the oil price-macroeconomy relationship: An empirical mode decomposition analysis of US data. Energy Policy, 2009, 37(12): 5417-5426.

[20] Rehman N, Mandic D P. Multivariate empirical mode decomposition. Proceedings of the Royal Society A, 2010, 466(2117): 1291-1302.

[21] Ur Rehman N, Mandic D P. Filter bank property of multivariate empirical mode decomposition. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(5): 2421-2426.

[22] Zhao X M, Patel T H, Zuo M J. Multivariate EMD and full spectrum based condition monitoring for rotating machinery. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 27: 712-728.

[23] 姜佳奇, 莫多闻, 吕建晴, 廖奕楠, 鲁鹏, 任小林. 山西太原盆地全新世地貌演化及其对古人类聚落分布的影响. 古地理学报, 2016, 18(5): 895-904.

[24] She D L, Zheng J X, Shao M A, Timm L C, Xia Y Q. Multivariate empirical mode decomposition derived multi-scale spatial relationships between saturated hydraulic conductivity and basic soil properties. Clean-Soil, Air, Water, 2015, 43(6): 910-918.

[25] Hu W, Si B C. Soil water prediction based on its scale-specific control using multivariate empirical mode decomposition. Geoderma, 2013, 193-194: 180-188.